

머신러닝을 사용한 심트렌치 하부 폭 측정: 산란측정을 이용한 고급 계측

초록

우리는 머신러닝을 활용하여 심트렌치 하부 폭(깊이 약 $42\text{ }\mu\text{m}$)을 광산란측정을 통해 측정하는 개선된 계측 방법을 제안한다. 본 연구에서는 트렌치 측벽 각도가 다양한 2D 선형 트렌치 및 원형 3D 트렌치를 조사하였다. 이 연구를 위해 SEM 크로스 섹션, 인라인 CD-SEM, 반사 프린지를 통해 얻은 깊이 측정치를 결합하여 머신러닝 모델을 학습하였다. 결과는 SEM 크로스 섹션과 비교 검증하였다.

핵심어 - 머신러닝, 스펙트럼 반사도 측정, 산란측정, 트렌치 형태, 하부 CD, CD-SEM, OCD

I. 서론

반도체 산업에서 광학적 중요한 치수(OCD) 또는 산란측정 계측을 활용한 머신러닝(ML)은 미세구조의 기하학적 형상을 인라인으로 탐지하는 데 있어 매우 강력한 도구임이 입증되었다 [1]-[3]. 전력 장치의 경우, 구조의 피치가 크고 깊은 경우에도 트렌치의 기하학적 특성을 신뢰성 있게 인라인에서 탐지할 수 있는 제어 개념이 필요하다. 스펙트럼 반사 스펙트럼은 이러한 트렌치의 깊이를 측정하는 데 유용하게 사용된다. 하지만 피치가 크거나 트렌치가 매우 깊은 경우, 기존의 엄밀 결합 파동 해석(RCWA)을 통해 반사 스펙트럼을 모델링하여 하부 폭(CD)을 측정하는 것은 종종 어려움이 따른다. 이를 해결하기 위해 머신러닝 기반 접근법이 유망한 결과를 보여 왔다. 본 연구에서는 깊이 약 $42\text{ }\mu\text{m}$, 피치 $6.75\text{ }\mu\text{m}$ 의 트렌치에 대해 머신러닝을 사용하여 측정한 사례를 소개한다. 이 경우 RCWA 모델링으로는 상부 및 하부 CD를 정확히 얻기 어렵고, 산란측정과 머신러닝의 조합이 최적의 해결책임을 확인하였다. 본 연구에서는 원형 3D 트렌치에 대해 동일한 접근법을 적용하여 논의하였다.

A. 트렌치 CD 측정을 위한 산란측정 기반 머신러닝 접근법

이전 연구에서는 CD-SEM, 에칭에 의한 질량 손실, 반사 프린지에서의 트렌치 깊이 측정을 결합한 하이브리드 계측 방법을 통해 약 $42\text{ }\mu\text{m}$ 깊이의 트렌치 하부 폭을 웨이퍼 평균으로 결정하였다 [4]. 이번 연구에서는 동일한 웨이퍼 집합에 대해 머신러닝 접근법을 적용하여 웨이퍼 하부 폭 균일성에 관한 추가적인 정보를 제공한다.

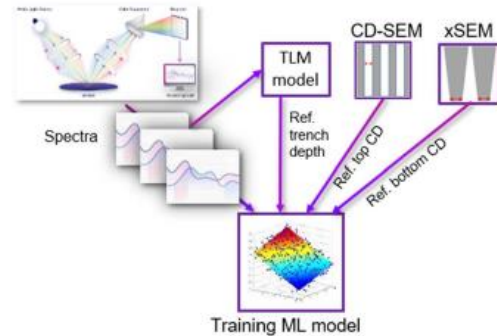


Fig. 1. Machine learning model building scheme.

그림 1 머신러닝 모델 구축 과정.

이 연구에서 반사 스펙트럼은 NOVA T600 MMSR 장비를 사용하여 수직 및 경사 입사 채널에서 얻었으며, S-편광(R_s)과 p-편광(R_p) 반사 스펙트럼은 수직 및 경사 입사 채널에서 각각 0도와 90도의 방위각으로 수집되었다. 각 웨이퍼의 13개 위치에서 반사 스펙트럼이 측정되었으며, 에칭 조건에 따라 웨이퍼가 여러 그룹으로 분할되었다.

머신러닝을 적용하기 전에, 반사 스펙트럼이 수집된 동일한 웨이퍼 좌표에서 참조 데이터를 얻는 것이 중요하다. 다음과 같은 참조 데이터 세트가 머신러닝 모델 학습을 위해 수집되었다. 트렌치 상부 폭은 CD-SEM을 사용하여 동일한 13개 위치에서 측정되었으며, SEM 크로스 섹션(xSEM)은 각 웨이퍼에서 하부 폭을 측정하기 위해 두 위치에서 제작되었고, 그룹별로 하나의 웨이퍼가 선택되었다. 트렌치 깊이는 NOVA의 두꺼운 층 측정(TLM) 알고리즘 [5]을 사용하여 반사 스펙트럼에서 추출되었으며, SEM 크로스 섹션 참조 값에 맞추어 조정되었다.

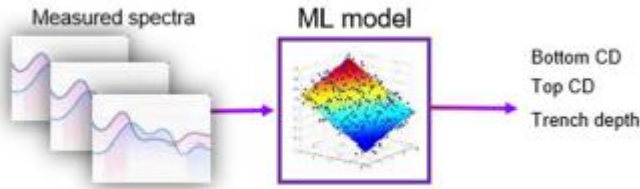


Fig. 2. Machine learning model deployment to obtain parameters of interest from measured spectra.

그림 2 측정된 스펙트럼으로부터 관심 매개변수를 얻기 위한 머신러닝 모델 배포.

학습된 모델은 참조 데이터 없이 측정된 스펙트럼으로부터 하부 CD, 상부 CD, 트렌치 깊이 등의 관심 매개변수를 제공하는 수학적 추정기이다. 이러한 머신러닝 모델의 장점은 측정에서 스펙트럼 민감도가 낮아 기존의 RCWA 접근법으로는 추출할 수 없는 하부 CD와 같은 약한 매개변수를 추출할 수 있다는 점이다.

II. 결과 및 논의

A. 머신러닝 방법을 통한 2D 선형 트렌치 하부 CD 및 SEM 크로스 섹션 비교

첫 번째 실험 설계(DOE)에서는 측벽 각도가 서로 다른 실리콘 에칭 그룹으로 구성된 5 개의 웨이퍼 그룹을 대상으로 하였다. 첫 번째 두 개의 웨이퍼는 표준 프로세스를 나타내며, 두 번째와 세 번째 그룹은 각각 +/- 3%의 에칭 프로세스 변형을 받았다. 네 번째와 다섯 번째 그룹은 에칭 조건을 +/- 8%로 변경하여 표준 프로세스로부터 트렌치 측벽 각도가 더욱 변화된 구조를 가진다.

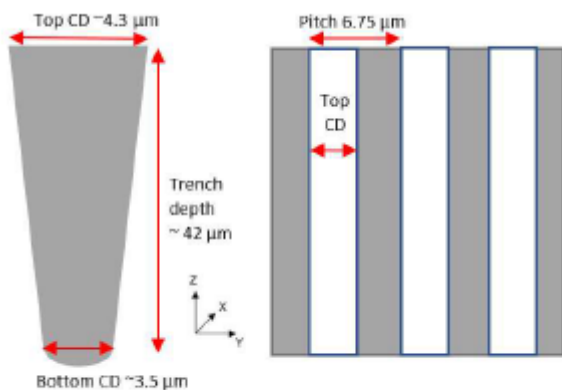


Fig. 3. Schematic image representing side and top view of the 2D line trenches.

그림 3은 2D 선형 트렌치의 측면 및 상단 뷰를 나타낸다.

트렌치 측벽의 두 위치에서 SEM 크로스 섹션이 제작되어 머신러닝 모델 학습을 위한 하부 CD 참조 데이터로 사용되었다. 각 그룹에서 하나의 웨이퍼가 크로스 섹션으로 제작되어 총 10 개의 참조 데이터가 생성되었다. 트렌치의 상부 폭은 CD-SEM 도구를 사용하여 측정되었으며, 이를 참조 데이터로 사용하였다. SEM 크로스 섹션 및 CD-SEM 측정과 동일한 웨이퍼 위치에서 산란측정 스펙트럼이 수집되었다. 참조 트렌치 깊이는 두꺼운 층 측정 알고리즘을 사용하여 반사 스펙트럼에서 추출되었고 SEM 크로스 섹션 참조 값에 맞추어 조정되었다.

머신러닝 모델은 SEM 크로스 섹션, CD-SEM, TLM 모델을 통한 하부 CD, 상부 CD 및 트렌치 깊이의 참조 데이터와 산란측정 스펙트럼을 이용하여 학습되었다.

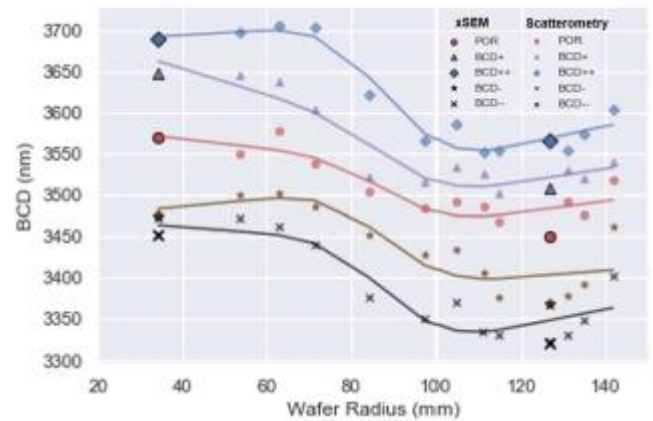


그림 4 선형 트렌치의 하부 CD와 웨이퍼 반경 간의 관계를 나타낸다.

큰 기호들은 SEM 크로스 섹션에서 얻은 참조 데이터(학습 세트에 사용)이며, 작은 기호들은 머신러닝 방법으로 산란측정을 통해 얻은 하부 CD 결과이다. 실선은 머신러닝 방법으로 얻은 하부 CD 데이터에 대해 스플라인을 적용한 결과이다. 빨간색 기호와 선은 표준 프로세스(POR) 조건에서 에칭된 웨이퍼의 측정 데이터를 나타낸다. 하부 CD 값은 POR 웨이퍼를 기준으로, BCD+, BCD++ 및 BCD-, BCD-- 에칭 조건에서 상단과 하단에 분포하고 있으며, 각 웨이퍼에서 유사한 반경 분포 경향이 나타난다. 13 개의 측정 지점 중 두 지점은 SEM 크로스 섹션 참조와 거의 동일한 하부 CD 값을 가지며, 따라서 그림 4 에서 큰 크로스 섹션 기호에 가려져 있다.

Leave-One-Out Cross-Validation (LOOCV)을 수행한 결과, 머신러닝 모델 예측 값이 SEM 크로스 섹션의 참조 하부 CD 값과 높은 상관관계($R^2=0.96$)를 나타냈다.

교차 검증은 머신러닝 알고리즘의 성능을 평가하기 위해, 모델 학습에 사용되지 않은 데이터를 예측하는 데 사용된다. LOOCV 는 데이터 집합을 학습 세트와 테스트 세트로 나누어 수행된다. 예를 들어, 10 개의 참조 데이터 포인트가 있는 경우, 한 개의 참조 데이터를 학습 세트에서 "제외"하고 남은 9 개의 참조 데이터를 이용해 머신러닝 모델을 학습한다. 학습된 모델은 제외한 한 개의 참조 데이터에 대해 예측 값을 도출한다. 이 과정은 각 참조 데이터를 번갈아가며 제외하여 총 10 회 반복된다.

하부 CD 뿐만 아니라, 트렌치의 상부 CD 와 깊이도 동일한 머신러닝 모델을 통해 얻을 수 있었다. 이는 생산 환경에서 하나의 측정 작업으로 모든 기하학적 파라미터를 측정할 수 있음을 의미한다. 다만, 교차 검증은 하부 CD 에 대해서만 수행되었고, 깊이나 상부 CD 에 대해서는 적용되지 않았다.

비교 및 시각화를 보다 효과적으로 하기 위해, POR 웨이퍼(그림 4 에서와 동일한 POR 웨이퍼)의 전체 웨이퍼 상부 CD 는 CD-SEM(97 개의 샘플링 지점)과 머신러닝 모델을 활용한 산란측정(107 개의 샘플링 지점)으로 측정되었다. 상부 CD 와 트렌치 깊이 값은 CD-SEM 및 SEM 크로스 섹션 참조 데이터와 일치하며, 웨이퍼 전체에서의 균일성은 에칭 프로세스에 따라 예측된 대로 나타났다.

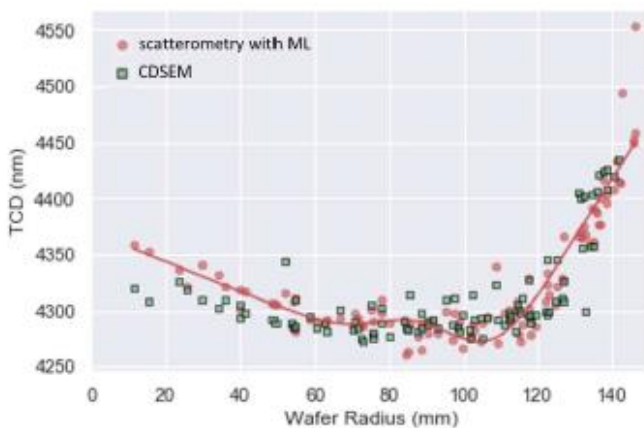


Fig. 5. Top CD of the line trench POR wafer as a function of wafer radius, comparing CD-SEM (green square symbols) and scatterometry measurements using the ML method (red circles).

그림 5 는 웨이퍼 반경에 따른 선형 트렌치의 상부 CD 변화를 나타내며, CD-SEM(녹색 사각형 기호)과 머신러닝 방법을 사용한 산란측정(빨간색 원 기호) 결과를 비교한 것이다.

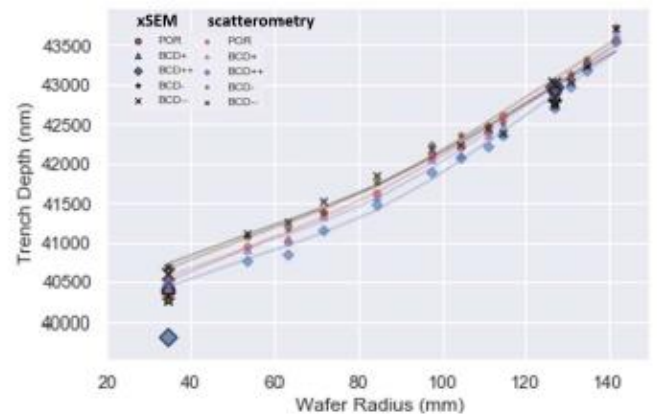


Fig. 6. Depth of line trenches as a function of wafer radius. The larger symbols at 35 and 125mm radius are data from SEM cross-sections. The smaller symbols are the results from the scatterometry measurements using ML. The solid lines are spline fits to the obtained trench depth data from scatterometry measurements using the ML method.

그림 6 는 웨이퍼 반경에 따른 선형 트렌치 깊이 변화를 나타낸다. 큰 기호들은 SEM 크로스 섹션에서 얻은 데이터이며, 작은 기호들은 머신러닝 방법을 통해 산란측정으로 얻은 결과이다. 실선은 산란측정에서 머신러닝 방법으로 얻은 트렌치 깊이 데이터에 스플라인을 적용한 것이다.

위 모델을 검증하기 위해, 학습 세트에 포함되지 않은 25 개의 생산 웨이퍼로 이루어진 독립적인 로트에 대해 산란측정이 수행되었다. 얻어진 결과는 다음 절에서 논의된다.

생산 웨이퍼의 전체 웨이퍼 지도와 반경 프로파일은 산란측정과 머신러닝 모델을 통해 얻어졌으며, 그림 7 과 그림 8 에 각각 나타나 있다. 그림 7 의 등고선도는 하부 CD (a), 트렌치 깊이 (b), 상부 CD (c)를 기반으로 하며, 107 개의 측정 지점에 따른 트렌치 특성의 변경 대칭성을 보여준다. 그림 8 의 반경 프로파일에서는 3 개의 생산 웨이퍼에 대해 하부 CD, 트렌치 깊이, 상부 CD 값이 POR 웨이퍼의 반경 프로파일과 비교되며, 하부 CD 는 50 mm 웨이퍼 반경에서 최고 값을 나타내고, 100-120 mm 반경에서는 최저 값을 나타낸다.

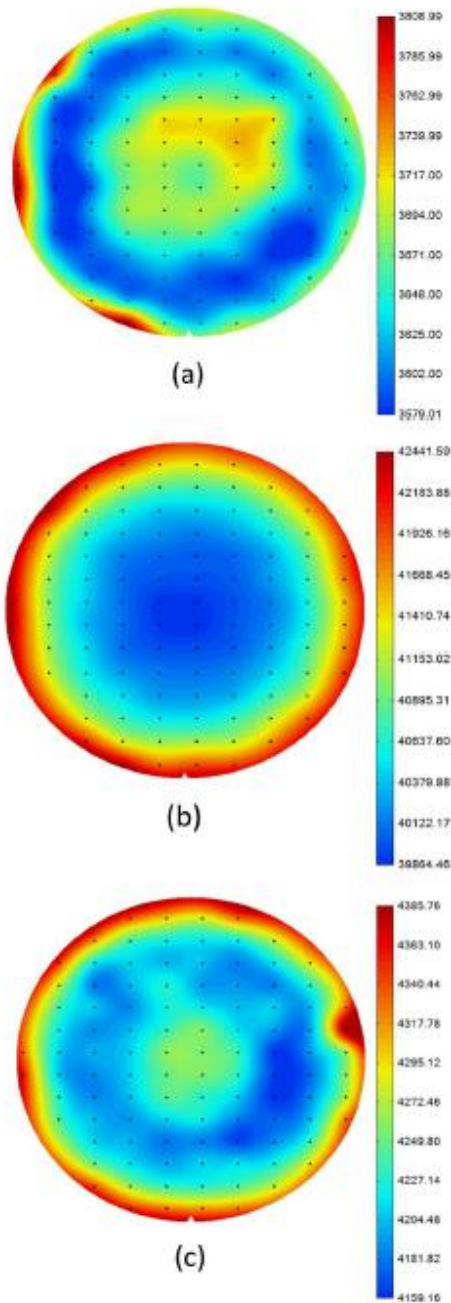


Fig. 7. Wafer maps for productive wafer #1 with line trenches. (a) bottom CD, (b) trench depth, and (c) top CD obtained from scatterometry measurements using the ML method. Numerical values are in nanometers. This productive wafer was not used in the training set.

그림 7 생산 웨이퍼 #1의 전체 웨이퍼 지도: (a) 하부 CD, (b) 트렌치 깊이, (c) 상부 CD는 모두 머신러닝을 활용한 산란측정으로부터 얻은 값이며, 각 값은 나노미터 단위로 표시된다. 이 생산 웨이퍼는 학습 세트에 포함되지 않았다.

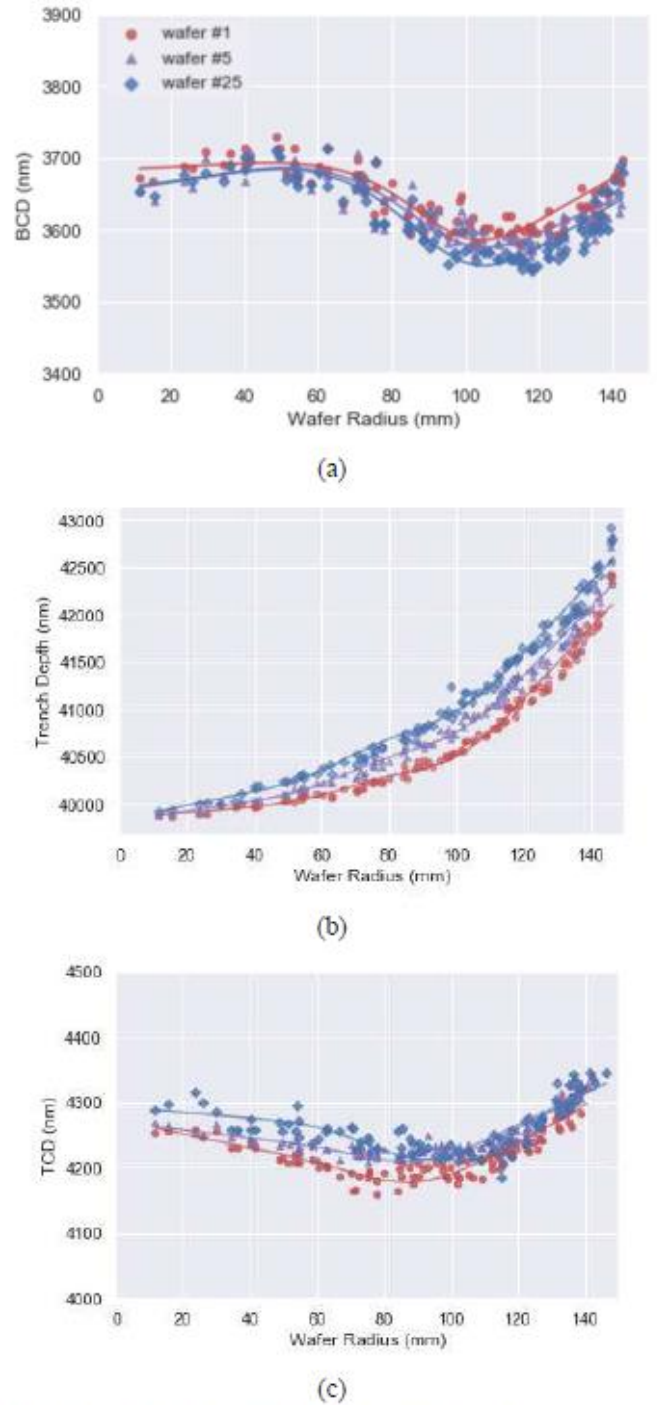


Fig. 8. Radial profile for productive wafers #1, #5, and #25 of (a) bottom CD, (b) trench depth and (c) top CD obtained from scatterometry measurements using the ML method. These wafers with linear trenches were not used in the training set.

그림 8 반경 프로파일은 생산 웨이퍼 #1, #5, #25에 대해 하부 CD(a), 트렌치 깊이(b), 상부 CD(c)를 나타낸다. 이 웨이퍼들은 학습 세트에 포함되지 않은 선형 트렌치를 가진다.

RCWA 기반 접근법에서와 유사하게, 개발된 머신러닝 모델의 적응성을 평가하기 위해 신뢰도 지수도 사용되었다. 25개의 POR 웨이퍼 중 하부 CD에서 이상치가 발견된 웨이퍼는 3개로, 각 웨이퍼의 특정 위치에서 관찰되었다(여기에서는 보여주지 않음). 같은

위치에서 신뢰도 지수는 최대 값의 약 40%로 떨어졌다. 더 나아가, 신뢰도 지수가 낮은 위치와 높은 위치에서 측정된 스펙트럼을 여러 산란측정 채널을 통해 비교한 결과, 신뢰도 지수가 낮은 위치의 스펙트럼은 신뢰도 지수가 높은 위치의 스펙트럼과 크게 다르고, 머신러닝 모델 학습에 사용된 스펙트럼 세트 범위 밖에 있는 것으로 나타났다. 또한, 모든 25 개 웨이퍼에 대해 광학 결함 검사가 수행되었고, 트렌치 측정의 신뢰도 지수가 낮은 위치에서 결함 밀도가 높은 클러스터가 관찰되었다. 측정 영역의 결함은 기록된 스펙트럼에 강한 영향을 미치며 신뢰도 지수를 상당히 낮추는 원인이 된다. 결함의 성격은 본 논문의 범위를 벗어나지만, 머신러닝 모델이 허용된 트렌치 기하학적 형상에서 벗어나는 변화를 탐지할 만큼 충분히 민감하다는 점은 중요하다. 다음 단계로, 본 모델은 대량 생산에서 테스트되어 모델의 잠재적 드리프트를 모니터링할 예정이다.

B. 3D 원형 트렌치 하부 CD의 머신러닝 접근법과 SEM 크로스 섹션 비교

두 번째 사례로, 300 mm 실리콘 웨이퍼에 에칭된 깊이 $7\ \mu\text{m}$ 이상의 원형 트렌치 결과를 제시한다.

이 트렌치의 폭 대 깊이 비율은 약 1:4 로, 이와 같은 비율은 반사 스펙트럼의 신호 강도가 작아 전통적인 RCWA 방식으로 하부 CD를 측정하기 어려운 도전 과제를 제공한다. 따라서, 원형 트렌치 하부 CD 측정을 위해 산란측정과 머신러닝 방법을 결합하여 사용하였다. 실험 설계(DOE)의 일환으로 서로 다른 에칭 조건을 가진 7 개의 그룹이 준비되었으며, 각 그룹에는 두 개의 웨이퍼가 포함되었다. 첫 번째 그룹은 표준 프로세스(POR) 웨이퍼를 나타낸다. 두 번째와 네 번째 그룹은 각각 $\pm 3\%$ 의 에칭 프로세스 변형을 받았으며, 세 번째와 다섯 번째 그룹은 표준 프로세스에서 측벽 각도를 더욱 변형시켜 $\pm 6\%$ 의 에칭 변화를 주었다. 마지막 두 그룹은 상부 CD를 $\pm 2\%$ 까지 리소그래피적으로 변형하였다.

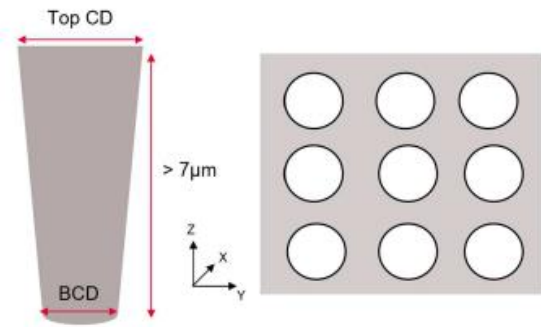


Fig. 9. Schematic images representing side as well as top view of the 3D circular trenches.

그림 9 3D 원형 트렌치의 측면 및 상단 뷰를 도식화한 이미지.

원형 트렌치의 하부 CD 참조 데이터를 얻기 위해 웨이퍼 중심과 가장자리의 두 위치에서 크로스 섹션이 제작되었다. 각 그룹에서 하나의 웨이퍼가 크로스 섹션으로 제작되어 총 14 개의 참조 데이터가 수집되었다. 원형 트렌치의 상부 폭은 CD-SEM을 통해 측정되었고, 참조 데이터로 사용되었다. 산란측정 스펙트럼은 SEM 크로스 섹션과 CD-SEM 측정이 이루어진 동일한 웨이퍼 위치에서 수집되었다. 두꺼운 층 측정 알고리즘을 사용하여 반사 스펙트럼에서 참조 트렌치 깊이를 얻은 후 SEM 크로스 섹션 참조 이미지를 기준으로 조정하였다.

머신러닝 모델은 SEM 크로스 섹션, CD-SEM, TLM 모델을 사용한 하부 CD, 상부 CD, 트렌치 깊이 참조 데이터와 산란측정 스펙트럼을 통해 학습되었다. 머신러닝 방법을 통해 원형 트렌치의 깊이, 상부 CD 및 하부 CD를 측정할 수 있었다. 그림 10은 14 개의 크로스 섹션에서 얻은 정상화된 하부 CD 값과 머신러닝 방법으로 얻은 하부 CD 값을 비교하여 나타낸다.

LOOCV(Leave-One-Out Cross-Validation)를 수행한 결과, SEM 크로스 섹션의 참조 하부 CD 데이터와 머신러닝 모델이 예측한 값 간에 높은 상관관계($R^2=0.91$)가 나타났다(그림 10).

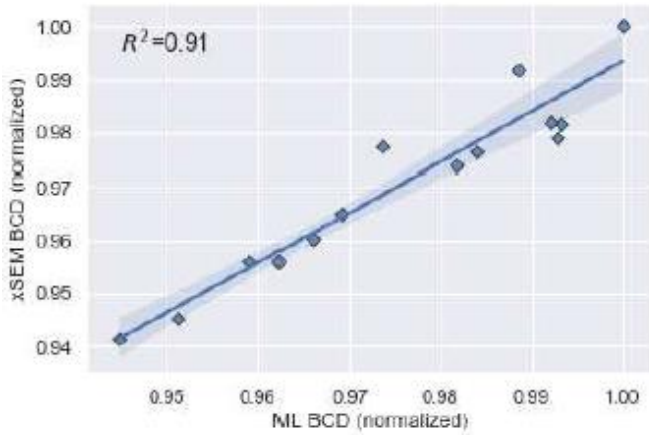


Fig. 10. Circular trench bottom CDs obtained from cross-sections are plotted versus values obtained from Leave-One-Out Cross-Validation (LOOCV). 14 cross-sections were made from the split group of 7 wafers.

그림 10 크로스 섹션에서 얻은 원형 트렌치 하부 CD 값과 LOOCV(Leave-One-Out Cross-Validation)에서 얻은 값을 비교하여 나타낸 그래프. 7 개 웨이퍼 그룹에서 14 개의 크로스 섹션이 제작되었다.

데이터로, 모든 웨이퍼에서 측정한 하부 CD 와의 좋은 일치를 보여준다.

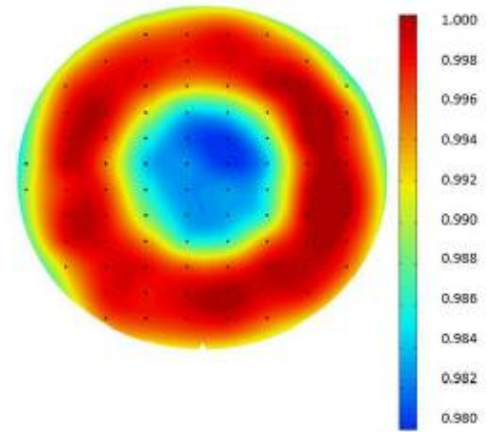


Fig. 12. Wafer map of bottom CD for circular trenches of the POR wafer (normalized values) obtained from scatterometry measurements using an ML model.

그림 12 는 산란측정과 머신러닝 모델을 사용하여 얻은 하부 CD 의 전체 웨이퍼 지도 측정 결과를 보여준다.

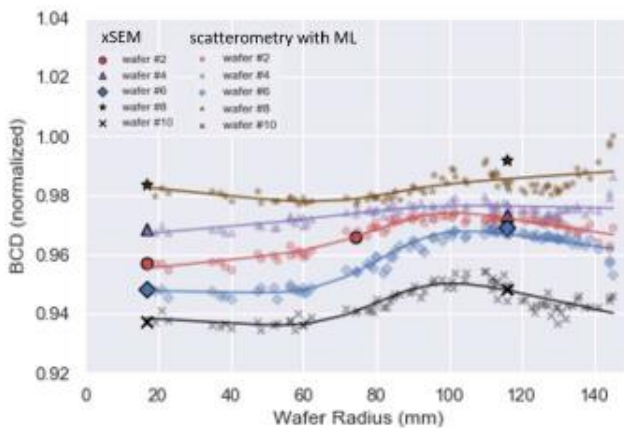


Fig. 11. Bottom CD of circular trenches as a function of wafer radius. The larger symbols at 17, 74 and 116 mm radius are reference data from SEM cross-sections (used in the training set). The smaller symbols are the results from the scatterometry measurements using ML. The solid lines are spline fits to the bottom CD data obtained with the ML method.

그림 11 은 하부 CD 의 반경 분포를 나타낸 그래프로, 5 개의 웨이퍼가 하부 CD 변형을 겪었다. 작은 기호들은 머신러닝을 사용하여 측정한 하부 CD 를 나타내며, 실선은 측정 데이터를 스플라인으로 보간한 결과이다. 빨간색 기호는 표준 프로세스(POR) 조건을 가진 웨이퍼 #2 의 측정값을 나타낸다. +/- 3%의 프로세스 변형을 겪은 웨이퍼 #4 와 #6 의 하부 CD 값은 각각 POR 웨이퍼(#2)의 바로 위와 아래에 위치하며, +/- 6%의 프로세스 변형을 겪은 웨이퍼 #8 과 #10 의 측정 데이터는 POR 웨이퍼로부터 더 멀리 위치하고 있다. 그러나, 모든 웨이퍼의 반경 분포는 서로 유사하다. 큰 기호는 웨이퍼 중심과 가장자리의 SEM 크로스 섹션

POR 웨이퍼의 원형 트렌치 하부 CD 는 반경 대칭적인 패턴을 가지고 있다. 등고선도에서 하부 CD 는 웨이퍼 중심에서 가장 낮고 반경 105 mm 까지 증가한 뒤, 105-145 mm 반경 사이에서 약간 감소한다(그림 12).

머신러닝 모델은 상부 CD 에 대한 CD-SEM 참조 데이터와 트렌치 깊이에 대한 TLM 모델 참조 데이터를 사용해 학습되었으며, SEM 크로스 섹션 측정을 통해 모델을 테스트하였다. SEM 크로스 섹션은 산란측정과 동일한 웨이퍼 위치에서 수행되었다. 14 개의 SEM 크로스 섹션 측정 지점 중 하나는 이상치로 판별되어 제거되었다.

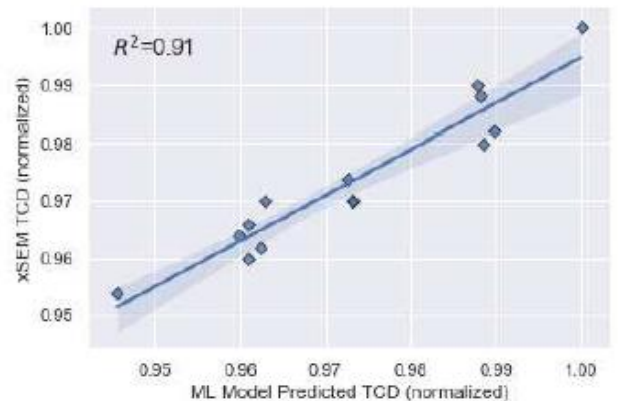


Fig. 13. Circular trench top CD measured in SEM cross-sections is plotted versus scatterometry measurements using the ML method. The SEM cross-section data were not used in the training set.

그림 13은 SEM 크로스 섹션에서 측정된 원형 트렌치의 상부 CD 값을 머신러닝 방법을 사용한 산란측정 결과와 비교한 것이다. SEM 크로스 섹션 데이터는 학습 세트에 포함되지 않았다.

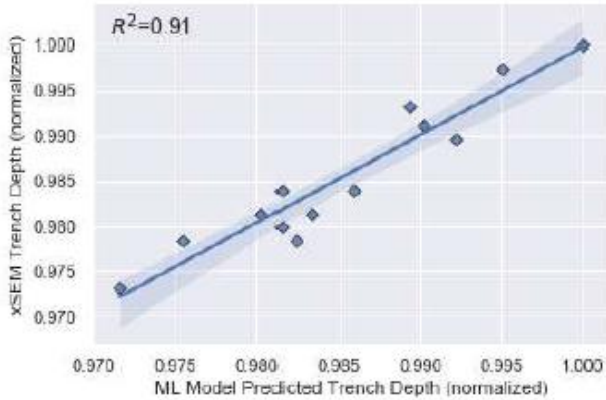


Fig. 14. Circular trench depth obtained from SEM cross-sections is plotted versus scatterometry results using the ML method. The SEM cross-section data were not used in the training set.

그림 14는 SEM 크로스 섹션에서 측정한 원형 트렌치 깊이 값을 머신러닝 방법을 사용한 산란측정 결과와 비교한 것이다. 이 SEM 크로스 섹션 데이터 역시 학습 세트에 포함되지 않았다.

머신러닝 모델을 사용한 산란측정으로 측정한 상부 CD와 깊이는 학습 세트에 포함되지 않은 SEM 크로스 섹션 데이터와 높은 상관관계($R^2=0.91$)를 나타냈다. 그림 13과 그림 14는 각각 머신러닝 모델을 활용한 산란측정 결과와 학습 세트에 포함되지 않은 SEM 크로스 섹션 참조 데이터를 이용해 얻은 원형 트렌치의 상부 CD와 깊이의 상관관계를 보여준다.

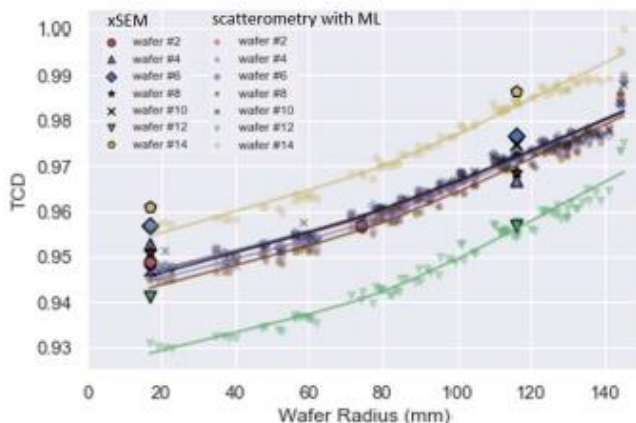


Fig. 15. Top CD (normalized) of circular trenches as a function of wafer radius. The larger symbols at 17, 74 and 116 mm radius are reference data from SEM cross-sections (not used in the training set). CD-SEM data were used for training the ML model. The smaller symbols are the results from the scatterometry measurements using ML. The solid lines are spline fit to the obtained bottom CD data from the ML method.

그림 15는 원형 트렌치 상부 CD의 반경 분포를 나타낸다. 17 mm, 74 mm, 116 mm 반경에서 SEM 크로스 섹션의 참조 데이터(학습 세트에 포함되지 않음)를 큰 기호로 표시하였다. 학습 세트에는 CD-SEM 데이터가 사용되었으며, 작은 기호는 머신러닝을 사용한 산란측정 결과를 나타낸다. 실선은 머신러닝 모델을 사용하여 얻은 상부 CD 데이터에 대한 스플라인을 적용한 결과이다.

추가적으로, 원형 트렌치의 상부 CD 반경 분포는 그림 15에 나타나 있다. 웨이퍼 #2 - #10의 상부 CD는 하부 CD 변형의 영향을 받지 않았으며, 리소그래피적 변형을 겪은 웨이퍼 #12와 #14의 상부 CD는 웨이퍼 #2 - #10 클러스터 위와 아래로 분리되어 나타났다. 상부 CD의 반경 분포는 모든 웨이퍼에서 유사하게 나타나며, 웨이퍼 중심에서 가장자리로 갈수록 증가하는 경향을 보인다.

III. 요약 및 결론

산란측정과 머신러닝 접근법을 결합하여, 실리콘에 형성된 심선형(2D) 트렌치와 원형(3D) 트렌치의 하부 CD를 추출할 수 있었다. 하부 CD는 참조 SEM 크로스 섹션 데이터와 잘 일치하였다. 머신러닝 접근법은 특히 RCWA 모델링으로는 하부 폭 정보를 추출할 수 없는 경우에 유용함이 입증되었다. 또한 산란측정과 머신러닝의 결합은 깊은 트렌치의 하부 CD에 대한 웨이퍼 균일성 정보를 제공하는 데 매우 유용한 방법임을 확인하였다.